

**EKSPERIMENTASI PRAKIRAAN DEBIT ALIRAN (INFLOW)
DENGAN MODEL ARIMA DAN KEMUNGKINAN
PENERAPANNYA SEBAGAI METODE ALTERNATIF
UNTUK EVALUASI MODIFIKASI CUACA
(Kasus : Inflow Waduk Saguling)**

Sunu Tikno¹⁾

Intisari

Box dan Jenkins (1976) telah mengembangkan model time series yang dikenal sebagai ARIMA. Tujuan penelitian ini adalah melakukan kajian penggunaan model ARIMA untuk memprakiraan inflow bulanan dan kemungkinan penerapannya untuk evaluasi Modifikasi Cuaca. Data inflow bulanan waduk Saguling periode 1986 – 1996 digunakan untuk identifikasi dan estimasi parameter/koefisien model, sedangkan data tahun 1997-2000 digunakan untuk pengujian hasil model.

Dari hasil kajian diketahui bahwa data time series tidak stasioner dan menunjukkan adanya pola musiman dengan panjang musim 12 bulan. Untuk mencapai data time series yang stasioner pertama kali dilakukan transformasi data asli ke nilai logaritmik, kemudian dilanjutkan dengan pembedaan pertama tidak musiman dan musiman ($d=1$) dan ($D=1$)¹². Perhitungan koefisien model dilakukan dengan menggunakan paket software STATISTICA/w.5.0 dengan hasil sebagai berikut: ($p=0.5722$);($q = 0.9565$); ($Ps = 0.0944$) dan ($Qs = 0.8105$). Hasil perbandingan antara keluaran model dengan data aktual memberikan hasil baik. Hal ini berarti model ARIMA $(1,1,1)(1,1,1)$ ¹² layak untuk memprakirakan inflow bulanan Waduk Saguling.

Abstract

Box and Jenkins (1976) have developed time series model used in forecasting, namely ARIMA. The aim of this research is to study the use of ARIMA model to forecast monthly inflow and the possibility of its application for Weather Modification evaluation. Monthly inflow data from Saguling dam during 1986 - 1996 has been used to identify and estimate parameter or coefficient of model and data 1997 - 2000 was used for fitting test model.

Result of study is known that pattern of time series data is non-stationery and there is seasonal pattern with period 12 month. In order to reach stationery data, firstly we transform the original data to logarithmic value. And from logarithmic value series data we did next transformation to non-seasonal and seasonal differencing order one ($d=1$) and ($D=1$)¹². Coefficients model are calculated by using STATISTICA/w.5.0 and the coefficients value are : ($p=0.5722$);($q = 0.9565$); ($Ps = 0.0944$) and ($Qs = 0.8105$) Comparing forecast model and actual data it gives goods result. Therefore the model ARIMA $(1,1,1)(1,1,1)$ ¹² is appropriate to forecast the monthly inflow of Saguling dam.

Kata Kunci: Autokorelasi Contoh, Autokorelasi Parsial Contoh, non-stasioner, stasioner, tidak-musiman, musiman, ARIMA

¹⁾ Peneliti Hidrologi dan Lingkungan UPT Hujan Buatan-BPP Teknologi, e-mail:sunu@bppt.go.id

1. PENDAHULUAN

Dalam kenyataan keseharian ternyata hampir semua aktivitas manusia tidak bisa terlepas dari masalah cuaca dan iklim serta perubahan musim yang terjadi. Dewasa ini semua kegiatan perencanaan pemanfaatan sumberdaya air (hujan dan debit sungai) untuk keperluan ekonomi maupun non ekonomi sangat membutuhkan jasa informasi prakiraan, atau peramalan nilai variabel sumberdaya air yang akan terjadi pada periode kedepan. Informasi peramalan ini menjadi penting bagi perencanaan pembangunan Informasi peramalan yang baik dan akurat sangat membantu dalam perhitungan pengelolaan khususnya perencanaan pola pengoperasian suatu fasilitas produksi yang bersumber dari bahan baku air seperti : waduk untuk produksi listrik (PLTA), irigasi, air minum dan industri. Melalui pola perencanaan yang baik tentunya akan dicapai hasil yang maksimal dan kegagalan yang seminimal mungkin. Selain itu dengan bantuan pola perencanaan dapat memberi gambaran kepada pihak manajemen untuk mencari upaya lain seandainya target tidak akan tercapai.

2. PRAKIRAAN DENGAN TIME SERIES

Dalam klimatologi dibedakan dua kelompok metode peramalan, yaitu metode kausal dan time series. Metode Kausal mengamsumsi adanya hubungan sebab akibat antara masukan dan keluaran sistem, sedangkan metode Time Series (Box-Jenkins) memperlakukan sistem seperti suatu kotak hitam (black box) tanpa berusaha mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi sistem tersebut. Sistem semata-mata dianggap sebagai suatu pembangkit proses, karena tujuan utama dari metode ini adalah ingin menduga APA yang akan datang, bukan mengetahui MENGAPA hal itu terjadi. (Bey,A.,1988).

Di Indonesia kajian peramalan curah hujan yang akan terjadi telah banyak dilakukan, kajian ini pertama kali dirintis oleh Berlage (1927 dan 1937), Schmit dan Van der Vecht (1952) dan Davis (1977) dalam Bey,A. (1988). Karena dengan tersedianya informasi kejadian curah hujan yang handal amat penting untuk berbagai aktivitas manusia. Dalam bidang pertanian misalnya informasi tersebut dapat digunakan untuk perencanaan pertanian: penggunaan air (irigasi) yang maksimal dan efisien; perencanaan pola tanam dan panen serta membantu memilih varietas tanaman yang sesuai. Bila ditinjau pada skala yang lebih besar, maka ketersediaan informasi peramalan hujan dan debit aliran dapat memberikan gambaran mengenai produksi pertanian yang akan dicapai. Oleh karena

itu hal ini dapat berfungsi juga sebagai peringatan dini bagi pemerintah mengenai kemungkinan gagal panen, sehingga dapat dilakukan kebijakan untuk mengatasinya.

Hasil prakiraan dengan metode time series ini dapat juga dimanfaatkan sebagai salah satu alternatif teknik evaluasi pelaksanaan modifikasi cuaca. Dengan metode ini dapat diduga besaran variabel hidrologi (hujan dan debit) pada suatu periode tertentu, saat dilakukannya modifikasi cuaca. Sehingga hasil prakiraan tersebut dianggap sebagai hujan atau debit alami. Bila data hujan atau debit aktual dan data dugaannya tersedia, maka evaluasi hasil modifikasi cuaca dapat dilakukan.

ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) merupakan salah satu model peramalan yang berbasis time series yang dikembangkan oleh Box dan Jenkins (1976). ARIMA telah diakui mempunyai kemampuan ramalan yang cukup memuaskan untuk jangka peramalan yang panjang (Tapliyal dalam Bey, A. 1988). ARIMA adalah suatu model gabungan yang meliputi model Autoregressive (AR) (Yule, 1926) dan Moving Average (MA) (Stuttzky, 1937, dalam Makridakis et-al. 1992. Kata Integrated disini menyatakan tingkat pembedaan (degree of differencing). ARIMA dikatakan sebagai model yang kompleks, karena selain model ini merupakan gabungan antara AR dan MA, model ini dapat dipergunakan untuk pola time series seasonal (musiman) dan nonseasonal (tidak- musiman) secara bersamaan

Tulisan ini mencoba membahas penggunaan model ARIMA untuk memprakirakan atau meramal debit aliran (inflow) waduk Saguling dengan menggunakan data inflow yang diukur oleh pengelola waduk Saguling.

3. BAHAN DAN METODE

Bahan untuk pembangkitan model time series ARIMA adalah data inflow bulanan yang diperoleh dari data perusahaan waduk Saguling PT PLN Unit Pembangkitan Saguling. Catatan (record) Data ini dihimpun oleh Sekretariat Pelaksana Koordinasi Tata Pengaturan Air Sungai Citarum untuk keperluan penentuan pola operasi tahun 2001 waduk kaskade Citarum (Tabel 1). Waduk Saguling dipilih semata-mata sebagai kasus saja, selain itu sebagai pertimbangan karena waduk Saguling terletak di bagian hulu, maka inflow yang masuk adalah murni disebabkan oleh kejadian hujan di daerah tangkapannya.

Data yang digunakan dalam kajian ini adalah data inflow bulanan dari tahun 1986 s.d. 2000. Untuk keperluan pembangkitan model ARIMA tahap awal (model tentatif) digunakan data bulanan dari

tahun 1986 s.d. 1996. Untuk melakukan pengujian atau validasi digunakan data tahun 1997 s.d. 2000. Pengujiannya dilakukan dengan cara uji selisih antara aktual dan keluaran model (dengan uji t) serta membandingkan secara grafis. Selain itu juga dilakukan uji diagnostik yang dikenal sebagai Statistik khi-kuadrat Box Pierce, untuk menguji kelayakan model.

Konsep model time series yang dikembangkan oleh Box dan Jenkins (1976) meliputi: tiga tahap utama, yaitu: (1) Tahap Identifikasi; (2) Tahap Penaksiran dan Pengujian dan (3) Tahap Penerapan. (Makridakis, S. et-al.,1992) Dalam prakteknya pekerjaan pentahapan tersebut bersifat berurutan yang meliputi observasi time series untuk identifikasi model tentatif, penaksiran dan pengujian. Oleh karena itu dalam merealisasikan tahapan dan pemilihan model tentatif harus memperhatikan konsep-konsep pokok dalam time series analisis yaitu: autokorelasi, autokorelasi parsial, stasioner, non stasioner, seasonal dan non seasonal. Pemilihan model tentatif baru dapat dilakukan bila deret series telah mencapai kondisi stasioner. Suatu time series data dikatakan stasioner bila nilai-nilai time series tersebut berfluktuasi di sekitar suatu nilai tengah yang konstan atau jika sifat statistiknya bebas dari waktu periode selama pengamatan (Makridakis, S. et-al, 1992 dan Bey, A.(1988)

3.1. Transformasi dan Pembedaan (pendefferensialan)

Time series nonstasionery dapat diubah menjadi stationery dengan cara mentransformasikan nilai-nilai time series tersebut. Jika time series tidak memiliki variasi musiman, maka transformasi ke stationery seringkali dihasilkan dengan transformasi beda pertama terhadap nilai-nilai time series asal.

Akan tetapi sering dijumpai dengan melakukan pembedaan (pendefferensialan) pertama belum diperoleh time series yang stationer. Oleh karena itu berdasarkan teori dan pengalaman yang diperoleh bila dijumpai time series dengan variasi musiman yang dominan, maka sering diperlukan pembedaan yang lebih kompleks lagi. Biasanya dilakukan transformasi data asli ke nilai logaritma terlebih dahulu.

Secara matematis proses pendefferensialan data asli menjadi stationer dirumuskan sebagai berikut:

$$W_t = (1 - B)^d Z_t$$

dimana :

- W_t = time series baru yang stationer
- Z_t = time series asli yang non stasioner

- d = order pendefferensialan (0,1,2)
- B = operator shift mundur (Backword shift operator)

3.2. Autokorelasi dan Autokorelasi Parsial Contoh

Autokorelasi adalah suatu istilah yang digunakan untuk menjelaskan asosiasi atau ketergantungan bersama (mutual dependen-ce) antara nilai-nilai suatu deret berkala (time series) yang sama pada periode waktu yang berlainan. Sesungguhnya mirip dengan korelasi tetapi berhubungan dengan deret berkala untuk selang waktu (time lag) yang berbeda. Sedangkan Autokorelasi Parsial adalah suatu istilah yang dipakai untuk menunjukkan besarnya hubungan antara nilai suatu variabel saat ini dengan nilai sebelumnya dari variabel yang sama (nilai-nilai untuk berbagai kelambatan waktu) (Makridakis, S. et-al.,1992)

Lebih lanjut dijelaskan bahwa pola dari koefisien-koefisien autokorelasi digunakan : untuk menetapkan ada atau tidaknya faktor musiman (seasonality) di dalam deret berkala termasuk panjangnya musim; untuk menentukan model deret berkala yang tepat dan untuk menentukan kestasioneran data.

Dalam kajian ini proses perhitungan autokorelasi dan autokorelasi parsial menggunakan paket software STATISTICA/w 5.0. Paket program ini cukup lengkap menu analisis statistiknya dan bekerja dibawah sistem window. Selain itu mempunyai tampilan grafik yang menarik dan kompatibilitas yang tinggi terhadap software lain.

3.3. Model ARIMA

ARIMA merupakan gabungan model time series yang mencakup model autoregressive (AR) dan Moving Average (MA). Box dan Jenkins selaku penemu konsep ARIMA mengakui bahwa dasar teoritisnya sangat kompleks. Antara lain karena proses pembedaannya mencakup faktor tidak musiman dan musiman ditambah lagi dengan proses autoregressive dan moving average. Secara umum model ARIMA ditampilkan dengan notasi sebagai berikut (Makridakis, S. et-al.,1992):

$$ARIMA (p,d,q)(P,D,Q)^s$$

dimana :

- p = orde dari proses autoregressive nonseasonal (tidak musiman)

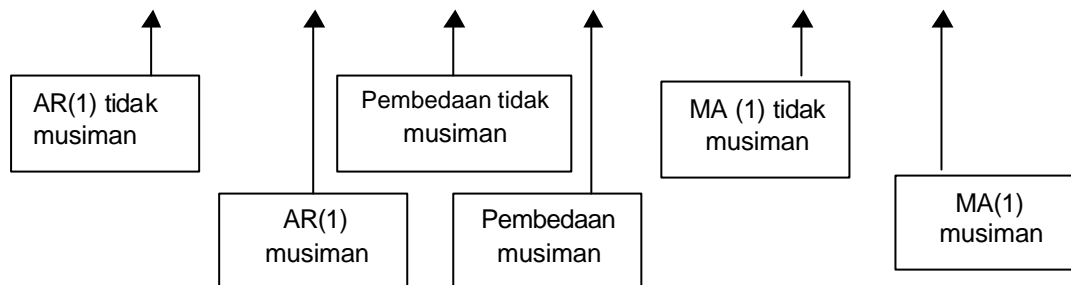
d = orde pembedaan nonseasonal
 q = orde dari proses moving average non-seasonal
 P = orde dari proses autoregressive seasonal (musiman)
 D = orde pembedaan seasonal
 Q = orde dari moving average seasonal
 S = panjang musim (length of seasonality)
 Untuk memberikan gambaran yang lebih rinci diambil contoh model ARIMA (1,1,1)(1,1,1)⁴, bila diuraikan secara aljabar model tersebut menjadi :

D = derajat beda yang digunakan untuk menghasilkan time series yang stationery
 $r_k^2(E)$ = autokorelasi contoh galat (error) pada lag-k

Selanjutnya setelah nilai Q didapat, kemudian dibandingkan dengan tabel khi-kuadrat (X^2), dengan derajat bebas sebesar (m-p-q).

Pengujian ini penting untuk melihat adanya hubungan antar observasi sedemikian rupa sehingga galat harus "independent" yang ditunjukkan oleh kecilnya nilai autokorelasi galat, dengan kata

$$(1 - \phi_1 B) (1 - \phi_1 B^4) (1 - B) (1 - B^4) X_t = (1 - \theta_1 B) (1 - \Theta_1 B^4) e_t$$



Keterangan :

- B = operator shift mundur (Backword shift operator)
- ϕ_1 = koefisien autoregressive tidak musiman
- ϕ_1 = koefisien autoregressive musiman
- θ_1 = koefisien moving average tidak musiman
- Θ_1 = koefisien moving average musiman
- e_t = sisaan (galat) model

Untuk menentukan nilai koefisien AR dan MA yang digunakan dalam ARIMA dihitung dengan algoritma nonlinier least square yang dikembangkan oleh Marquardt dengan proses iterasi yang panjang (Makridakis, S.et-al.,1992). Dalam kajian ini proses penaksiran/penghitungan koefisien dilakukan dengan menggunakan paket software STATISTICA/w 5.0 dengan module Time Series/Forecasting.

Setelah model ARIMA tentative ditentukan, maka dilakukan pengujian diagnostik mengenai kelayakan model. Sekaligus jika diperlukan dapat dibuat perbaikan. Salah satu metode untuk menguji kelayakan model tentatif yang telah kita tentukan adalah dengan menganalisis galat (error) dengan menghitung Statistik khi-kuadrat Box Pierce (Makridakis, S.et-al.,1992) :

$$Q = (n-D) \sum r_k^2 (E)$$

Dimana :

- Q = nilai statistik khi kuadrat Box-Pierce
- m = lag maksimum
- n = banyak observasi

lain Q harus kecil. Secara umum semakin kecil nilai Q maka makin layak model tersebut.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Identifikasi dan Penetapan Model Tentatif

Data inflow bulanan tahun 1986-1996 disusun secara series yang mencakup sebanyak 132 buah data berurutan (Tabel 1). Data series kemudian diplot untuk mengetahui sebaran data asli (Gambar 1). Hasil perhitungan Autokorelasi Contoh (AC) dan Autokorelasi Parsial Contoh (APC) untuk lag 1 hingga 48 disajikan pada Gambar 2 dan 3. Berdasarkan ketiga gambar (1,2, dan 3) menunjukkan bahwa time series tersebut bersifat tidak stationer, karena AC tidak terputus dan membentuk kurva sinusoidal yang tidak teredam. Selain itu juga nampak bahwa time series dipengaruhi faktor musiman, yang ditandai dengan nilai AC yang berubah pada selang 12. APC juga menunjukkan sifat mengecil yang lambat.

Setelah diketahui bahwa time series tidak stationer, maka dicoba dilakukan proses

**Tabel 1. Data Inflow Waduk Saguling
Tahun 1986 - 2000**

Tahun	JAN	FEB	MAR	APR	MEI	JUN	JUL	AGT	SEP	OKT	NOP	DES
1986	136.0	108.0	240.0	175.0	89.1	90.6	79.2	60.4	78.6	84.9	165.0	109.0
1987	114.0	101.0	165.0	138.0	78.3	58.3	24.7	12.3	12.4	29.2	56.4	145.0
1988	197.0	123.0	163.0	79.2	140.0	65.7	20.0	19.4	13.0	83.2	116.0	53.0
1989	183.0	142.0	115.0	149.0	155.0	107.0	70.9	40.2	20.6	19.6	77.7	128.0
1990	101.0	223.0	116.0	174.0	92.7	72.4	35.1	56.9	24.8	13.3	22.3	108.0
1991	102.0	75.4	178.0	173.0	65.0	24.3	19.5	14.4	16.0	14.7	145.0	152.0
1992	158.0	164.0	244.0	254.0	123.0	77.1	40.8	48.8	62.0	130.0	133.0	203.0
1993	240.0	168.0	221.0	209.0	78.2	65.1	32.1	47.3	29.1	26.1	60.1	167.0
1994	246.0	226.0	187.0	254.0	77.4	31.2	23.4	14.5	8.7	10.0	44.1	76.8
1995	121.0	105.0	164.0	153.0	96.6	96.9	78.5	17.8	25.1	60.2	151.0	95.7
1996	134.0	110.0	124.0	154.0	57.1	28.5	40.3	24.4	32.8	68.2	225.0	157.0
1997	146.0	109.0	60.7	103.0	99.4	21.7	11.5	6.8	5.2	6.4	14.6	61.9
1998	67.7	196.6	241.0	213.6	117.7	116.0	99.2	54.9	48.7	101.1	134.7	101.6
1999	128.1	119.1	123.9	132.4	109.3	49.6	26.4	12.2	9.3	60.7	122.7	120.0
2000	134.8	96.6	76.4	142.8	148.7	44.4	34.7	16.0	20.4	44.6	103.4	123.5
rata2	147.2	137.8	161.3	166.9	101.8	63.3	42.4	29.8	27.1	50.1	104.7	120.1
SD	50.3	47.2	58.7	49.5	30.0	30.4	26.5	19.2	20.9	37.7	58.3	40.6

Sumber : PLN Sektor Saguling

transformasi. Seperti yang disebutkan dalam Bey, A (1988) dan Makridakis, S. et-al (1992) bahwa untuk time series yang dipengaruhi dengan faktor musiman yang dominan biasanya dilakukan transformasi logaritmik, yaitu melakukan transformasi data asli ke nilai logaritmik. Kemudian setelah data transformasi diperoleh dilakukan langkah seperti pada data asli yaitu menghitung AC, APC dan mengplot sebaran data. Berdasarkan analisis yang telah dilakukan ternyata dengan perlakuan transformasi belum diperoleh time series stasioner, AC dan APC juga menunjukkan kondisi yang sama dengan data asli, yaitu adanya faktor musiman dengan lag 12. Hanya saja dari plot sebaran data (Gambar 4) ada kecenderungan data berfluktuasi disekitar nilai tengah. Ini menunjukkan bahwa proses transformasi logaritmik sudah tepat hanya perlu dilanjutkan dengan proses pembedaan (pendifferensial-an) baik nonseasonal (tidak musiman) maupun seasonal (musiman).

Setelah diketahui bahwa time series belum mencapai stasioner dan mempunyai faktor musiman dengan panjang musim 12 bulan, maka langkah yang ditempuh kemudian adalah menentukan nilai pembedaan tidak musiman dan musiman (d,D) serta kombinasi keduanya. Untuk menentukan orde pembedaan (d,D) yang tepat sehingga dapat dicapai time series yang stasioner, maka dilakukan beberapa tinjauan nilai (d) dan (D). Berdasarkan hasil penentuan kombinasi nilai d dan D dapat ditentukan bahwa untuk nilai d=1 dan D=1 (lag=12) dari data hasil transformasi logaritmik (Gambar 5) memberikan nilai AC yang terputus dan

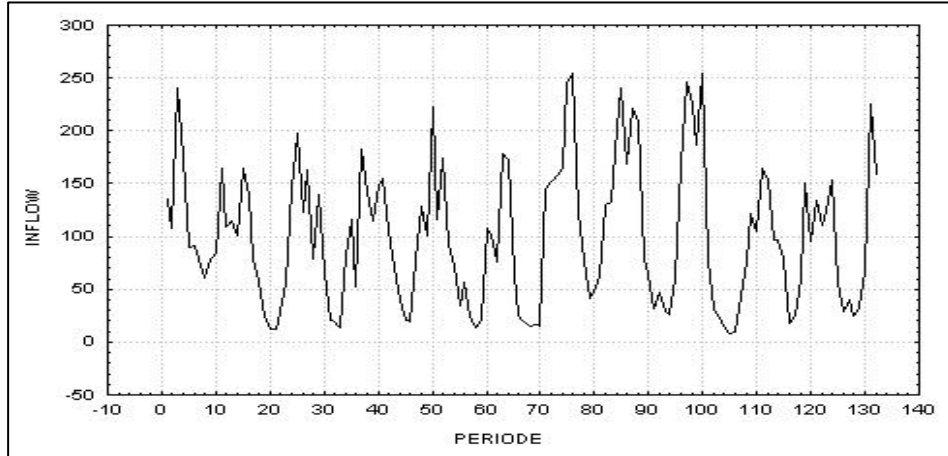
mengecil serta APC mengecil secara eksponensial pada lag-lag awal (Gambar 6). Selain itu plot sebaran data yang telah ditransformasi logaritmik dan pembedaan pertama tidak musiman dan musiman (Gambar 7) menunjukkan bahwa nilainya berfluktuasi disekitar nilai tengah dengan varian yang konstan. Hal ini berarti bahwa data yang ditransformasi logaritmik dan mengalami pendifferensialan d=1 dan D=1 (lag=12) time series telah mencapai stasioner.

Setelah dicapai time series yang stasioner, dilanjutkan dengan penentuan orde proses Autoregressive (AR) dengan notasi (p,P) dan Moving Average dengan notasi (q,Q). Untuk menentukan nilai orde ini digunakan AC dan APC dari time series yang stasioner. Berdasarkan informasi nilai-nilai pada AC dan APC (Gambar 6 dan 7) menunjukkan bahwa APC menurun secara eksponensial pada lag-lag pertama, yang berarti adanya proses MA (1) nonseasonal (tidak-musiman) dan karena nilai autokorelasi pertama besar mengindikasikan juga proses AR (1), MA (1) Sedangkan pada nilai AC terlihat bahwa lag pertama nilai koefisien autokorelasinya signifikan hal ini juga mempertegas adanya proses MA (1) dan AR(1) seasonal (musiman).

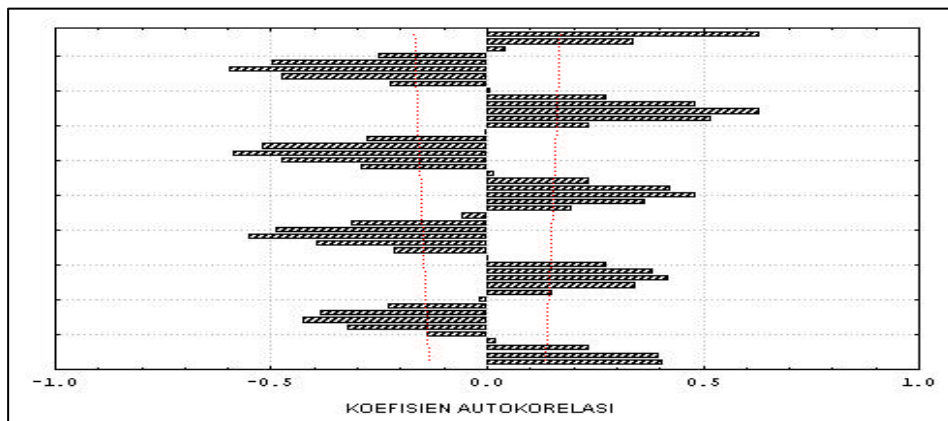
Dengan demikian untuk sementara proses identifikasi model telah dilakukan dan model tentatif yang akan dipilih adalah ARIMA (1,1,1)(1,1,1)¹², atau jika dijabarkan menjadi sebagai berikut:

$$(1-\phi_1B)(1-B^{12})(1-\Phi_1B_{12})(\text{Log } X_t)=(1-\theta_1B)(1-\Theta_1)\epsilon_t$$

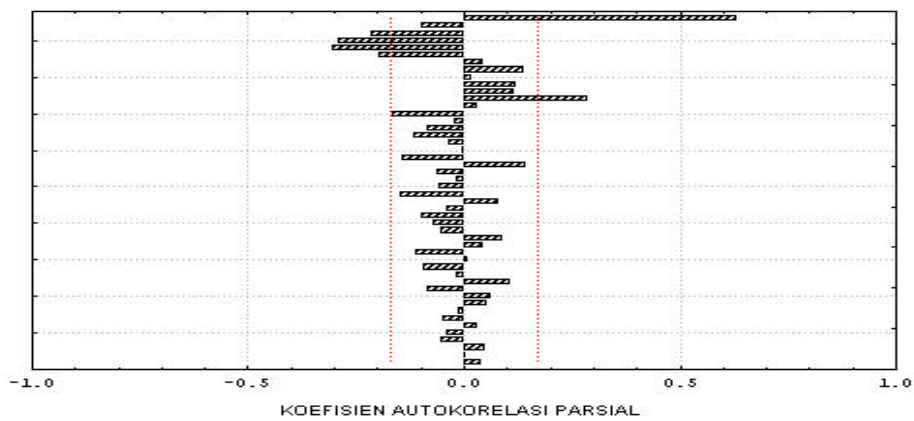
Kemudian setelah susunan model ARIMA tentatif didapat, maka tahap selanjutnya adalah menentukan atau menghitung koefisien MA non seasonal (θ_1); AR non-seasonal (ϕ_1); (AR seasonal (Φ_1) dan MA seasonal (Θ_1). Untuk menghitung koefisien-koefisien tersebut menggunakan paket



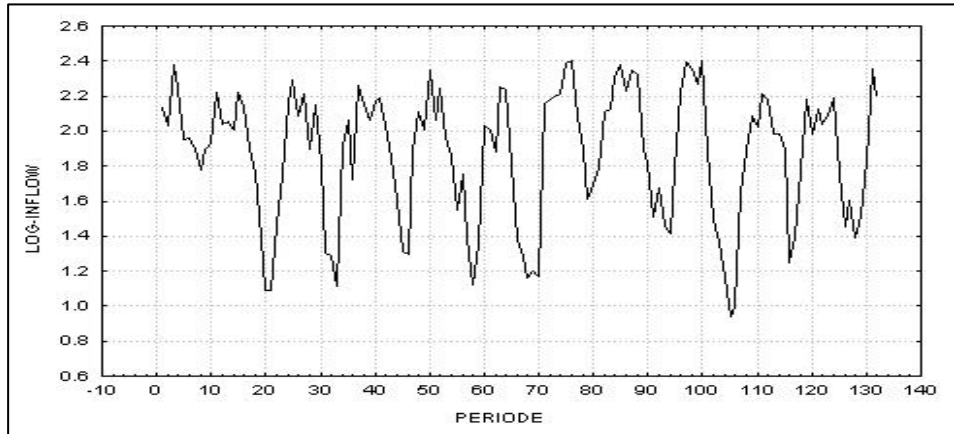
Gambar 1. Sebaran Data Asli Inflow



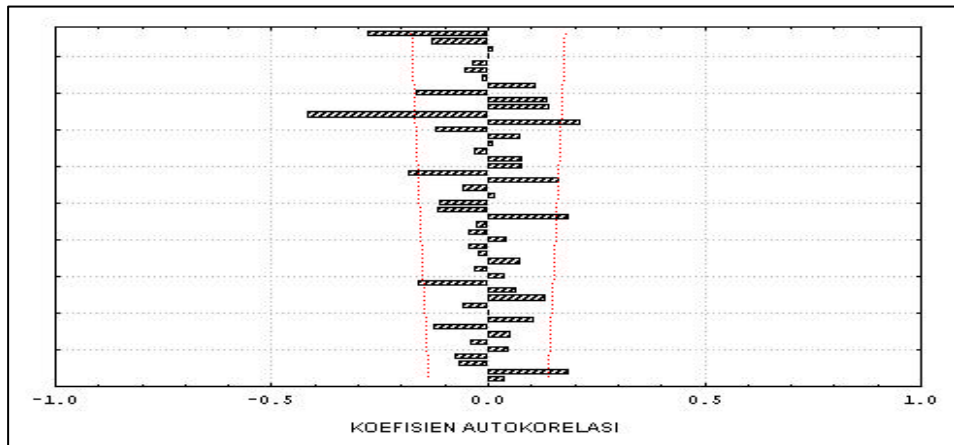
Gambar 2. Autokorelasi Data Asli Inflow



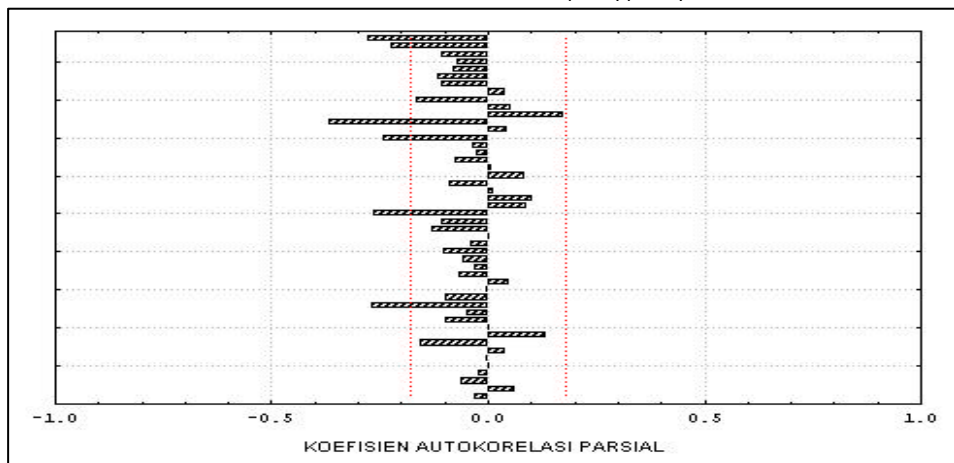
Gambar 3. Autokorelasi Parsial Data Asli Inflow



Gambar 4. Sebaran Data Hasil Transformasi Logaritma



Gambar 5. Autokorelasi Data Transformasi Log dan Pembedaan Pertama Tidak Musiman dan Musiman $(d=1)(D=1)^{12}$



Gambar 6. Autokorelasi Parsial Data Transformasi Log dan Pembedaan Pertama Tidak Musiman dan Musiman $(d=1)(D=1)^{12}$

software STATISTICA/ w.5 dengan proses iterasi yang dicapai sebanyak 23 kali. Hasil selengkapnya perhitungan koefisien disajikan pada Tabel 2. Hasil perhitungan koefisien yang diperoleh mempunyai

standard error yang kecil dan nilai P sama dengan nol, kecuali pada koefisien Φ_1 (Ps) Hal ini berarti bahwa ketiga koefisien signifikan dan sudah stabil.

Sampai tahap ini kita telah mencapai apa yang menjadi tujuan utama yaitu menyusun model ARIMA berdasarkan time series yang kita miliki. Akan tetapi susunan model tersebut belum dianggap layak jika belum dilakukan pengujian kelayakan model. Karena suatu model ARIMA dikatakan layak untuk meramal jika hasil pengujian model menunjukkan nilai yang mendukung atau signifikan.

4.2. Pengujian dan Validasi Model

Untuk keperluan pengujian digunakan analisis residual (galat), yaitu nilai selisih antara keluaran model tetatif dengan nilai time series pengamatan. Pengujian ini meliputi dua tahap yaitu pertama menganalisis Autokorelasi Galat (AG) dan Autokorelasi Parsial Galat (APG); kedua dengan Statistik khi kuadrat Box-Pierce (Q). Hasil perhitungan AG dan APG mengindikasikan bahwa AG dan APG kurvanya teredam sejak awal bahkan setelah beberapa lag baik AG dan APG sempat terputus. Hal ini berarti bahwa nilai-nilai galat adalah bebas (independent) satu terhadap lainnya. Kemudian dari hasil perhitungan Statistik khi-kuadrat Box Pierce (Q) diperoleh nilai sebesar 29.94 dengan lag maksimum 48. Sedangkan nilai Tabel khi kuadrat (X^2) dengan derajat bebas 46 pada tingkat kepercayaan ($\alpha=0.050$) adalah sebesar 62.81 (dengan cara interpolasi). Hal ini berarti bahwa pada taraf ($\alpha=0.050$) nilai-nilai galat yang muncul adalah acak (random). Sehingga sekaligus hasil pengujian itu juga memperkuat kesimpulan interpretasi nilai Autokorelasi Galat (AG) dan Autokorelasi Parsial Galat (APG) di atas. Berdasarkan pengujian di atas dapat disimpulkan bahwa model ARIMA

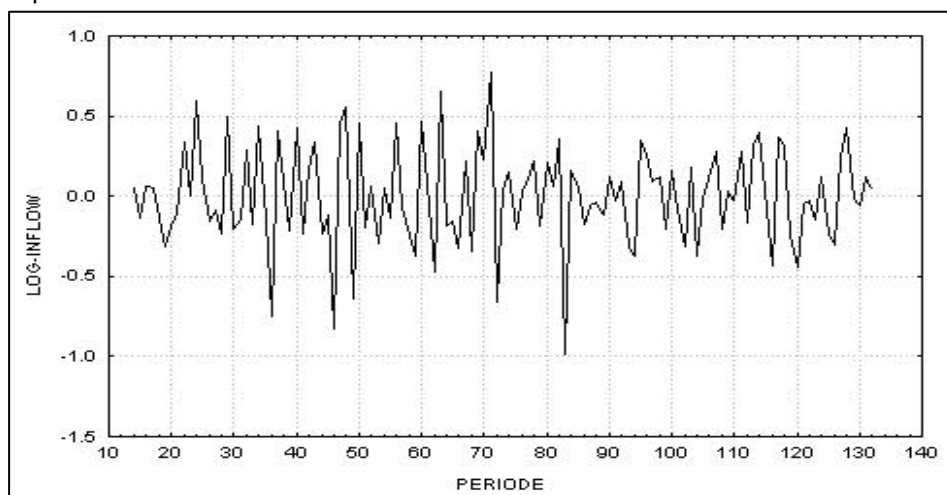
$(1,1,1)(1,1,1)^{12}$ dengan nilai koefisien: $p=0.5722$; $q=0.9565$; $P_s = 0.0944$ dan $Q_s = 0.8105$ adalah layak untuk membangkitkan data time series inflow Saguling (1986-1996).

Tahap berikutnya adalah melakukan simulasi prakiraan atau peramalan inflow atau dengan kata

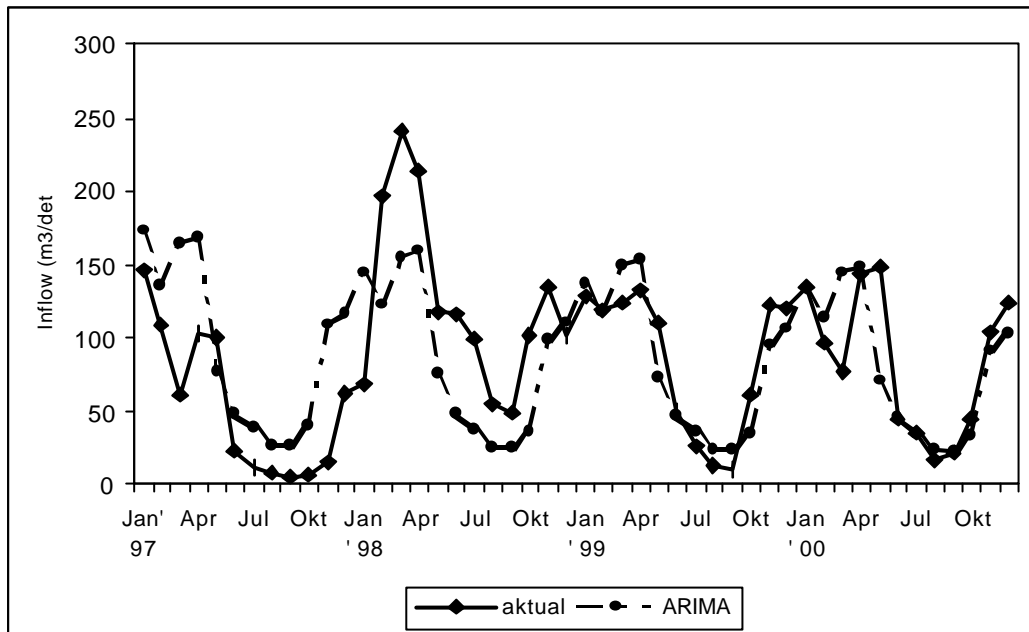
Tabel 2. Nilai koefisien model ARIMA $(1,1,1)(1,1,1)^{12}$

Koefisien	Estimasi	Std.Error	Nilai-P
ϕ_1 (p)	0.5722	0.0883	0.0000
θ_1 (q)	0.9565	0.0299	0.0000
Φ_1 (Ps)	0.0944	0.1283	0.4634
Θ_1 (Qs)	0.8105	0.0813	0.0000

lain mencoba menerapkan model ARIMA yang didapat untuk meramal inflow periode (bulan-bulan) berikutnya dan sekaligus untuk melakukan validasi (pembandingan) antara keluaran model (prakiraan) dengan data observasi (aktual). Data aktual yang digunakan adalah data inflow tahun 1997 s.d. 2000 (Januari s.d. Desember). Dengan digunakannya data aktual yang relatif agak panjang (48 cases) diharapkan hasil validasi model dapat lebih akurat, karena data aktual sebanyak 48 cases ini sudah dapat menggambarkan adanya gerakan nilai inflow bulanan serta aspek musiman. Selain itu juga dengan data 4 tahun fenomena alam seperti El-nino maupun La-nina yang sering berpengaruh pada fluktuasi inflow dapat terwakili di dalamnya. Perhitungan peramalan dengan model ARIMA $(1,1,1)(1,1,1)^{12}$ dilakukan dengan program STATISCA/w 5.0. Caranya dengan melakukan pilahan menu forecast cases dan kemudian



Gambar 7. Sebaran Data Transformasi Log dan Pembedaan Pertama Tidak Musimandan Musiman ($d=1$)($D=1$)¹²



Gambar 8. Grafik Perbandingan Hasil Prakiraan Model ARIMA dengan Aktual

ditentukan banyaknya periode (cases) peramalan bisa dilakukan satu per satu atau sekaligus banyak hasilnya sama. Dalam hal ini jumlah periode yang akan diramal sebanyak 48 cases.. Hasil peramalan (keluaran ARIMA) dan data aktual untuk tahun 1997 s.d. 2000 disajikan dalam Tabel 3 sedangkan pola fluktuasi antara aktual dan model disajikan pada Gambar 8.

Selanjutnya untuk menguji apakah data keluaran model sama dengan data aktual, maka dilakukan uji Statistik. Uji statistik yang digunakan adalah observasi berpasangan atau selisih rata-rata berpasangan dengan uji t (Sudjana, 1989). Misal hasil pengukuran (aktual) sebagai variabel X dan keluaran model sebagai variabel Y, selanjutnya dihitung selisih (X-Y) untuk setiap pengamatan yang dilambangkan sebagai B. Pengujian ini dengan mengambil asumsi bahwa inflow aktual maupun keluaran model mengikuti distribusi normal. Hasil pengujian normalitas kedua jenis data tersebut diketahui bahwa keduanya dapat dikatakan mengikuti sebaran normal (nilai skewnes dan kurtosis) di bawah -2 dan +2. Selain itu dengan jumlah data yang relatif panjang (>30) maka asumsi bahwa data mengikuti sebaran normal sesuai dengan kaidah statistik. Untuk menentukan nilai t hitung adalah sebagai berikut:

$$t_{hit} = \frac{\bar{B}}{S_B / \sqrt{n}}$$

dimana :

B = nilai rata-rata B

S_B = simpangan baku
n = jumlah sampel

Dalam pengujian ini dibuat suatu hipotesa nol dan tandingannya :

$H_0 : B = 0$ (hasil model = hasil pengukuran)

$H_0 : B \neq 0$ (hasil model \neq hasil pengukuran)

H_0 diterima bila t hitung < t tabel pada ($\alpha=0.05$) dan derajat bebas (df) = (n-1). Berdasarkan hasil perhitungan diketahui bahwa nilai t hitung sebesar 0.0912 dan nilai t tabel sebesar 1.68. Berarti H_0 diterima, dengan demikian dapat dinyatakan bahwa hasil model ARIMA tidak berbeda dengan hasil pengukuran (aktual) pada tingkat kepercayaan 95%.

Selain bukti uji statistik di atas, dapat kita lihat dari Gambar 8, bahwa secara umum keluaran model dapat menggambarkan pola kondisi inflow yang hampir sama dengan pola kondisi inflow tahun 1997 s.d. 2000. Fluktuasi inflow bulanan hasil model mempunyai pola yang sama dengan data aktualnya, baik fluktuasi nilai bulannya maupun faktor musimannya dapat tergambarkan dengan baik. Hal ini menunjukkan bahwa model ARIMA (1,1,1)(1,1,1)¹² cukup layak untuk memprediksi inflow di Sub DAS Saguling.

4.3. Model ARIMA Sebagai Metode Alternatif Evaluasi Modifikasi Cuaca

Model ARIMA mempunyai kemampuan peramalan dalam jangka panjang yang cukup

memuaskan. Akan tetapi model time series ARIMA tidak mampu menjelaskan hubungan sebab akibat suatu variabel yang akan terjadi. Karena konsep model ARIMA hanyalah ingin menduga APA yang akan datang; bukan mengetahui MENGAPA hal itu terjadi (Thapliyal dalam Bey, A. 1988).

Tabel 3. Perbandingan Data Peramalan ARIMA dan Aktual Inflow Tahun 1997-2000

Tahun - Bulan	Aktual (X) (m3/det)	ARIMA (Y) (m3/det)	B (X-Y)
Jan '97	146.0	173.4	-27.4
Feb	109.0	136.2	-27.2
Mar	60.7	164.8	-104.1
Apr	103.0	167.9	-64.9
Mei	99.4	76.4	23.0
Jun	21.7	47.7	-26.0
Jul	11.5	38.6	-27.1
Agt	6.8	25.4	-18.6
Sep	5.2	25.5	-20.3
Okt	6.4	39.5	-33.0
Nop	14.6	108.6	-94.0
Des	61.9	116.5	-54.6
Jan '98	67.7	144.0	-76.3
Feb	196.6	121.7	74.9
Mar	241.0	154.9	86.1
Apr	213.6	158.9	54.7
Mei	117.7	74.8	42.9
Jun	116.0	48.1	67.9
Jul	99.2	37.1	62.1
Agt	54.9	24.7	30.2
Sep	48.7	24.1	24.6
Okt	101.1	36.3	64.8
Nop	134.7	98.4	36.3
Des	101.6	109.9	-8.3
Jan '99	128.1	137.3	-9.2
Feb	119.1	116.8	2.3
Mar	123.9	149.5	-25.6
Apr	132.4	153.5	-21.1
Mei	109.3	72.4	36.9
Jun	49.6	46.8	2.8
Jul	26.4	35.8	-9.4
Agt	12.2	23.9	-11.7
Sep	9.3	23.3	-14.0
Okt	60.7	35.0	25.7
Nop	122.7	94.7	28.0
Des	120.0	106.1	13.9
Jan '00	134.8	132.8	2.0
Feb	96.6	113.0	-16.4
Mar	76.4	144.7	-68.3
Apr	142.8	148.5	-5.7
Mei	148.7	70.1	78.6
Jun	44.4	45.3	-0.9
Jul	34.7	34.7	0.0
Agt	16.0	23.1	-7.1
Sep	20.4	22.6	-2.2
Okt	44.6	33.9	10.7
Nop	103.4	91.6	11.8
Des	123.5	102.7	20.8

Oleh karena itu berkaitan dengan pernyataan di atas dan dalam kaitannya menerapkan model ARIMA untuk evaluasi Modifikasi Cuaca, maka hanya akan ditekankan pada segi statistik hasil akhir saja. Model ARIMA tidak dapat menjelaskan atau menerangkan hubungan antara bahan seeding, strategi dan efektifitas seeding. Model ARIMA hanya mampu memberikan prediksi suatu nilai variabel (hujan atau debit) dalam periode tertentu.

Karena kemampuannya bisa memprediksi nilai variabel itu, maka hasil prediksi suatu variabel, diasumsikan suatu besaran variabel (hujan atau debit) jika seandainya tidak ada kegiatan Modifikasi Cuaca (MC). Atau dapat dikatakan sebagai variabel hujan atau debit alami.

Secara statistik sederhana hasil modifikasi cuaca didekati dengan perhitungan :

$$Q_t = Q_{hb} - Q_d$$

Q_t = tambahan debit air

Q_{hb} = debit selama kegiatan MC

Q_d = debit prediksi (alami).

Sebagai contoh penerapan model ARIMA untuk evaluasi MC adalah kegiatan MC pada bulan Maret s.d. April 2001 di DAS Citarum Kegiatan ini dipilih semata-mata sebagai kasus saja dan hasil yang diperoleh tidak dapat menjelaskan secara fisik mengenai efektifitas bahan seeding dan strategi yang diterapkan. Sepenuhnya hanya berdasarkan pendekatan statistik data yang tercatat di permukaan (inflow). Dalam kasus ini perhitungan hasil MC khusus untuk bagian Sub DAS Saguling saja, sehingga data aktual inflow (Q_{hb}) diambil hanya inflow Saguling. Untuk menentukan besarnya inflow dugaan (Q_d) dihitung dengan model ARIMA $(1,1,1)(1,1,1)^{12}$ dengan bantuan software STATISTICA/w.5.0, dan data yang digunakan dalam perhitungan model ARIMA ini adalah seluruh data inflow dari tahun 1986 s.d. 2000. Data inflow aktual diperoleh dari hasil pengukuran inflow yang dilakukan oleh PLN Sektor Saguling selama kegiatan MC berlangsung. Hasil pengukuran inflow aktual dan perhitungan inflow dugaan serta prakiraan hasil tambahan debit selama kegiatan MC disajikan pada Tabel 4.

Hasil perhitungan tambahan air dengan menggunakan pendekatan model ARIMA di atas diketahui bahwa tambahan air di Waduk Saguling selama kegiatan MC sebesar 113.58 juta m^3 . Contoh di atas memberikan gambaran bahwa model ARIMA dapat dijadikan sebagai metode alternatif dalam evaluasi hasil pelaksanaan MC. Namun dalam penerapannya harus dipertimbangkan secara masak, mengingat range variasi data klimatologi (hujan atau debit) cukup tinggi.

Bulan - Tanggal	Inflow Aktual (Qhb) ¹⁾ (rata-rata)	Inflow Dugaan (Qd) ²⁾	Qhb-Qd (=Qt)	Volume
	m ³ /dt	m ³ /dt	m ³ /dt	Juta m ³
12-31 Maret	136.6	125.1	11.5	19.87
1-11 April	247.9	148.4	98.6	93.71
Jumlah				113.58

Keterangan :

¹⁾. Hasil pengukuran di Waduk Saguling oleh PLN-Sektor Saguling

²⁾. Hasil prediksi model ARIMA (1,1,1)(1,1,1)¹² dengan data pembangkit 1986-2000

Tabel 4. Contoh Evaluasi Hasil Modifikasi Cuaca Kegiatan Modifikasi Cuaca di DAS Citarum 12 Maret s.d. 11 April 2001

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil kajian di atas dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Model ARIMA (1,1,1)(1,1,1)¹² cukup layak dan memadai untuk memprakirakan atau meramal inflow Waduk Saguling. Hal ini diperkuat dengan hasil uji kelayakan model (Statistik-khi kuadrat Box Pierce) dan uji t perbedaan model dan aktual
2. Model ARIMA (1,1,1)(1,1,1)¹² mampu menggambarkan pola fluktuasi inflow Waduk Saguling sepanjang tahun yang hampir sama dengan pola aktualnya. Selain itu model mampu menggambarkan pola musiman. Hal ini berarti model mampu menyerap informasi dari data pengamatan yang diberikan dengan baik.
3. Dengan kemampuannya melakukan prediksi jangka panjang, maka model ARIMA dapat dijadikan sebagai metode alternatif evaluasi modifikasi cuaca.

5.2. Saran

1. Mengingat model ARIMA sepenuhnya adalah berdasarkan pendekatan kaidah time series dan statistik murni, maka model ARIMA tidak mampu menjelaskan hubungan sebab akibat suatu nilai variabel yang terjadi.
2. Dalam penyusunan model ARIMA ini berdasarkan data rata-rata inflow bulanan (satu

bulan penuh), maka bila akan digunakan sebagai pembanding dalam evaluasi modifikasi cuaca sebaiknya mempunyai basis data yang sama.

3. Model ARIMA mempunyai landasan teori dan konsep yang kompleks, maka kajian model ARIMA ini sangat perlu dilanjutkan. Karena menurut penulis disamping pemahaman konsep dan teori, pengalaman mempraktekan model secara langsung sangat berarti.
4. Menerapkan teknik validasi yang tepat, untuk mengetahui kemampuan peramalannya (forecasting skill model).

DAFTAR PUSTAKA

- Bey, A. 1988. Metode Kausal dan Time Series Untuk Analisis Data Iklim. Bahan Kuliah Pasca Sarjana IPB. Bogor.
- Bey, A. 1988. Pemodelan ARIMA untuk Meramal Curah Hujan Palembang Sebagai Studi Kasus. Prosiding Simposium II PERHIMPI. Bogor 27-28 Juli 1988.
- Makridakis, S., S.C. Whellwright, V.E. McGee. 1992. Metode dan Aplikasi Peramalan (terjemahan). Penerbit Erlangga. Jakarta.
- Sudjana, 1992. Metode Statistika. Tarsito. Bandung.
- Tikno, S. 1994. Penggunaan Model ARIMA Untuk Meramal Curah Hujan Bulanan (Kasus Bojong Picung Cianjur). Majalah BPPT. No. LIX/1994. Hal 71. BPPT Jakarta.

DATA PENULIS

Sunu Tikno, lahir di Yogyakarta tahun 1958. Lulus S-1 dari Fakultas Geografi UGM dan S-2 di Program Studi Pengelolaan DAS IPB Bogor. Sejak tahun 1987 bekerja di UPT Hujan Buatan, Kelompok Hidrologi dan Lingkungan. Kursus yang pernah diikuti antara lain : AMDAL A, GIS dan Modifikasi Cuaca di Thailand.